

文章编号 1004-924X(2018)03-0723-10

## 光学遥感图像中复杂海背景下的舰船检测

王慧利<sup>1,2</sup>, 朱 明<sup>1\*</sup>, 蔺春波<sup>1</sup>, 陈典兵<sup>1,2</sup>, 杨 航<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033; 2. 中国科学院大学, 北京 100039)

**摘要:**本文针对光学遥感图像中复杂海背景下的舰船检测问题,提出一种快速精确的舰船检测方法。首先,基于最大对称环绕显著性检测完成初始目标候选区域提取,并结合一种基于元胞自动机的同步更新机制,利用图像局部相似性和舰船目标几何特征,对初始目标候选区域进行更新,并通过 OTSU 算法获取最终目标候选区域;然后,根据舰船目标的固有特性对方向梯度直方图特征进行改进,提出一种新的表征舰船特性的边缘-方向梯度直方图特征对舰船目标进行描述,与传统 HOG 特征相比,这种特征向量侧重于对边缘特征的描述,对梯度向量鲁棒性更强,并且仅为一个 24 维的特征向量,计算复杂度低;最后,通过构建的训练库完成 AdaBoost 分类器的训练,并利用训练完成后的 AdaBoost 分类器完成目标的最终判别确认。本文的检测算法,针对尺寸为 1 024 pixel×1 024 pixel 的遥感图像,检测时间为 2.386 0 s,召回率为 97.4%,检测精度为 97.2%。实验表明,本文提出算法的检测性能优于目前主流的舰船检测算法,在检测时间和检测精度上都能够满足实际工程需要。

**关 键 词:**舰船检测;遥感图像;显著性检测;AdaBoost 分类器

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182603.0723

## Ship detection of complex sea background in optical remote sensing images

WANG Hui-li<sup>1,2</sup>, ZHU Ming<sup>1\*</sup>, LIN Chun-bo<sup>1</sup>, CHEN Dian-bing<sup>1,2</sup>, YANG Hang<sup>1</sup>

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,  
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

\* Corresponding author, E-mail: wanghuili871018@163.com

**Abstract:** In this paper, a fast and accurate ship target detection method was proposed for ship detection in optical remote sensing image. The “coarse-to-fine” strategy was applied, which contains mainly three stages: the candidate regions extraction, building the candidate regions’ descriptor and the candidate regions discrimination by reducing the false alarms to confirm the real ship targets. In the first stage, first the initial saliency map was extracted by the maximum symmetric surround method, which was based on the visual attention mechanism, and updated according to the local similarity via a updating mechanism of cellular automata; then, the final saliency map was segmented by OTSU algorithm to obtain binary image; finally salient regions were extracted from the segmented

收稿日期:2017-04-21;修订日期:2017-05-12.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61401425);吉林省科技发展计划青年科研基金资助项目(No. 20150520057JH)

binary image, and filtered roughly by the ship objectives' geometric features. In the second stage, a new descriptor, named edge-histogram of oriented gradient (E-HOG), was proposed to describe the ship target. The E-HOG feature was an improvement of the traditional HOG feature, based on the inherent characteristics of the ship targets. Compared to the traditional HOG feature, the E-HOG feature limited the statistical scale into the edge of the salient regions, for the purpose of reducing the influence of the variability of oriented gradient, and reducing computation complexity. On one hand, the descriptor could discriminate the ship objectives from others like cloud, islands and wave; on the other hand, the descriptor was insensitive to the size of the ship objectives, which reinforce the robustness of the approach. In the third stage, the AdaBoost classifier was used to confirm the real ship targets by eliminating the false alarms. We intercept 517 positive samples and 624 negative samples from the remote sensing images to train the AdaBoost classifier. The size of these training samples ranges from 20 pixel $\times$ 10 pixel to 200 pixel $\times$ 120 pixel, where the positive samples include different types of ship targets, and the negative samples include non-ship targets such as clouds, islands, coastlines, waves and sea floating objects. In this paper, the detection time is 2.386 0 s for the 1 024 pixel $\times$ 1 024 pixel remote sensing image, the recall rate is 97.4%, and the detection precision is 97.2%. Experiments demonstrated that the detection performance of the proposed method outperforms that of the state-of-the-art methods, and it can meet the actual engineering requirements in the detection time and detection precision.

**Key words:** ship detection; remote sensing image; saliency detection; AdaBoost classifier

## 1 引言

针对光学遥感图像的舰船检测是遥感技术应用的一个重要研究方向,也是计算机视觉与模式识别领域的一个研究热点。随着高分辨率遥感技术的高速发展,高分辨率遥感图像中的舰船检测在海上交通管理,海上搜救,以及军事用途等方面的应用越来越广泛<sup>[1]</sup>。一直以来,舰船检测的主要图像来源有 SAR (Synthetic Aperture Radar) 图像<sup>[2-3]</sup>、红外遥感图像和光学遥感图像<sup>[4-10]</sup>。近些年来,光学遥感图像随着分辨率的提高,噪声的减小,以及能提供更多的目标细节特征等优点,逐渐成为舰船检测的主流图像来源。

光学遥感图像<sup>[11-12]</sup>具有覆盖幅度宽、成像分辨率高、数据量大等特点。为了快速准确地提取舰船目标,现有的舰船检测算法大都采用“由粗到精”的策略:首先进行目标候选区域提取,即利用一些明显且计算量小的舰船特征,从大幅图像中快速提取出目标可能存在的区域;然后进行目标的判别确认,即结合更精确的特征,对候选区域进行确认,去除虚警,提取出真实的舰船目标。例如,在候选区域提取阶段,基于图像的灰度与边缘

信息进行阈值分割<sup>[5]</sup>;利用多层稀疏编码求取图像的稀疏特征,并依此构造显著性图进行分割,获取候选目标区域<sup>[7]</sup>;通过对海面的分析,去掉不含目标的区域,从而得到候选目标区域<sup>[6]</sup>。在目标判别确认阶段,学者们通常通过提取复杂的特征来描述舰船目标,最后借助支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行判别确认,例如文献[5]提取形状和纹理等多种特征,特征维数高达 679 维;文献[8]和文献[9]提取局部二值模型(Local Binary Pattern, LBP 特征);[7]提取可变形部件模型(Deformable Part Mode, DPM)特征。虽然这些方法都取得了不错的检测结果,但是都以复杂的运算为代价。

大幅面遥感图像舰船检测存在两大主要难题,分别是候选目标的快速提取和目标的描述和判别。本文针对上述两大难题,综合现有舰船检测算法的优缺点,提出了一种快速高效的舰船检测算法,具体流程为:首先,利用基于最大对称环绕的显著性检测算法<sup>[13]</sup>获取图像的初始显著性图,并利用图像局部相似性对初始显著性图进行优化更新,获取最终显著性图;然后,对最终显著性图进行 OTSU 分割,获取二值化图像,并结合舰船目标几何特征完成候选区域预筛选;最后,计

算每个候选目标区域的边缘-方向梯度直方图特征(Edge Histogram Orientation of Gradient, E-HOG),通过 AdaBoost 分类器进行目标的判别确认,得到最终的检测结果。

本文其余部分的主要工作如下:第2节描述了基于视觉显著性检测进行候选目标区域提取的方法,第3节描述了舰船目标精确检测的过程,包括 E-HOG 特征的提取以及对候选目标区域的判别确认,第4节介绍了本文算法在真实数据库中的实验结果与分析,以及与其他算法的对比,最后,第5节对本文进行了总结。

## 2 目标预筛选

高分辨遥感图像的尺寸一般都很大,相比之下舰船目标只占图像的一小部分,大部分区域都是背景区域,因此,先从大幅面的图像中快速准确地确定舰船目标潜在的候选区域,不仅能降低算法的计算复杂度,而且能大大提高舰船目标的检测精度。人类视觉注意机制具有能够从复杂场景中迅速、准确提取感兴趣或有效信息的能力。所以,本文将基于视觉注意机制的显著性检测用于舰船目标候选区域的提取。目前,显著性检测<sup>[14-15]</sup>有很多新颖的检测算法,但普遍存在以下问题:显著性图分辨率低,目标边界模糊,目标不能整体突出等问题。本文通过采用结合一种最大对称环绕的显著性图计算方法和一种基于元胞自动机的同步更新机制<sup>[16]</sup>解决了上述问题。

### 2.1 显著性检测

文献[13]提出了一种最大对称环绕方法来计算显著性图,该方法能够有效解决目标边界不清楚的问题,本文采用该方法获取初始显著性图。该算法的具体实现过程为:首先,利用高斯差分滤波器来进行图像预处理;然后,通过包含颜色和亮度的特征向量计算图像的显著性,称为初始显著性图,该方法实现表达式为:

$$S(x, y) = \| I_\mu(x, y) - I_f(x, y) \|, \quad (1)$$

其中:  $I_f(x, y)$  是图像经过高斯滤波处理后对应像素点的特征向量,  $I_\mu(x, y)$  是中心像素位置为  $(x, y)$  的子图像的 LAB 色彩空间的矢量平均值,具体表达式为:

$$I_\mu(x, y) = \frac{1}{A} \sum_{i=x-x_0}^{x+x_0} \sum_{j=y-y_0}^{y+y_0} I(i, j), \quad (2)$$

其中:邻域的长为  $x_0$ , 宽为  $y_0$ , 面积  $A$  可由下式计算得到:

$$x_0 = \min(x, w - x), \quad (3)$$

$$y_0 = \min(y, h - y), \quad (4)$$

$$A = (2x_0 + 1)(2y_0 + 1), \quad (5)$$

其中  $w$  和  $h$  分别为图像的宽和高。

该显著性检测方法简单有效,可快速得到带有清楚物体边界的显著性图,但是仍存在不能整体突出显著目标的问题,本文采用基于元胞自动机的动态更新机制对初始显著性图进行更新,有效的解决了这一问题。

### 2.2 基于元胞自动机的显著性图更新

初始显著性图需要通过迭代更新进一步整体突出显著目标,更新之前需要先应用简单线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Clustering, 简称 SLIC) 算法<sup>[17]</sup>对原图像进行超像素分割,得到  $N$  个小的超像素点,每个超像素点用其对应区域的平均颜色特征和平均坐标来描述,而每个超像素点的领域不仅包括与它相邻的超像素点,还包括和它相邻的超像素点共有同一边缘的超像素点。自动元胞机更新机制将每个超像素点作为一个元胞,利用图像局部相似性对超像素点的显著性值进行更新,使得图像中相似区域间的显著性值趋于一致,得到最终显著性图:

$$S^{t+1} = C^* \cdot S^t + (I - C^*) \cdot F^* \cdot S^t, \quad (6)$$

其中:  $S^t$  代表不同更新阶段状态的显著性图,初始值为初始显著性图。 $I$  是单位矩阵,  $C^*$  和  $F^*$  分别是置信度矩阵和影响因子矩阵。

上述的  $C^*$  置信度矩阵,用于衡量每个元胞自身对更新的影响,其元素表达式为:

$$c_i^* = a \cdot \frac{c_i - \min(c_j)}{\max(c_j) - \min(c_j)} + b, \quad (7)$$

其中:  $c_i = \frac{1}{\max(f_{ij})}$ ,  $i, j = 1 \cdots N$ ;  $[b, a + b]$  为置信度区间,同文献[14],  $a$  和  $b$  分别设置为 0.6 和 0.2。

而影响因子矩阵  $F^*$ , 用于衡量邻域元胞的影响,对于某一元胞,邻域中与该元胞颜色特征越相似的元胞,对更新的影响力就越大。 $F^*$  的表达式为:

$$F^* = D^{-1} \cdot F, \quad (8)$$

其中:  $\mathbf{D} = \text{diag}\{d_1, d_2, \dots, d_N\}$  为归一化矩阵,  $\mathbf{F}$  为未归一化的影响因子矩阵, 其元素表达式为:

$$f_{ij} = \begin{cases} \exp(-\frac{\|c_i, c_j\|}{\sigma_3}) & j \in \text{NB}(i) \\ 0 & i = j \text{ or otherwise} \end{cases}, \quad (9)$$

其中:  $\text{NB}(i)$  是元胞  $i$  的邻域,  $\|c_i, c_j\|$  代表 CIELAB 色彩空间中超像素点之间的欧式距离, 用于衡量超像素点之间的相似性,  $\sigma_3$  是一个控制邻域相似性力度的参数, 文中设置为 0.1。

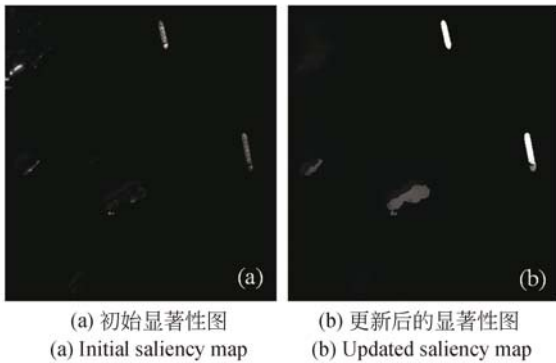


图 1 显著性图更新比较

Fig. 1 Comparison of saliency map updating

图 1 为显著性图更新前后的比较, 由图可看出, 经过更新后, 显著性图能更好地突出整个显著物体, 并有清楚的物体边界, 非常适合用于舰船目标分割。

### 2.3 目标候选区域提取

最终显著性图需要进一步通过图像分割以获取舰船目标的候选区域。具体的, 首先, 由于不同图像的显著性图的显著度差异较大, 本文采用 OTSU 算法获取显著性图的阈值, 完成对最终显著性图的二值化, 其次, 结合舰船目标的几何特征, 完成候选目标区域的提取。

具体的几何特征主要包括: 目标的面积最小包围矩形的长和宽等。对于大小范围在  $30 \text{ m} \times 10 \text{ m}$  到  $400 \text{ m} \times 75 \text{ m}$  之间的舰船目标, 其在  $2 \text{ m}$  分辨率的遥感图像上所占的像素范围为  $15 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$  到  $200 \text{ pixel} \times 40 \text{ pixel}$ , 但是船在图像上的成像方向具有随机性, 为了减少漏检概率, 本文设定有效候选区域的具体几何尺寸如下: 面积  $40 \sim 25\,000$  pixels、长  $20 \sim 200$  pixels、宽  $10 \sim 120$  pixels。

通过上述几何特征的筛选完成对候选区域的第一次虚假目标排除, 减小虚警率, 具体可排除陆

地, 面积过小, 或过大的云、岛, 比较狭长窄小的海岸线或海上漂浮物等非舰船目标的干扰。

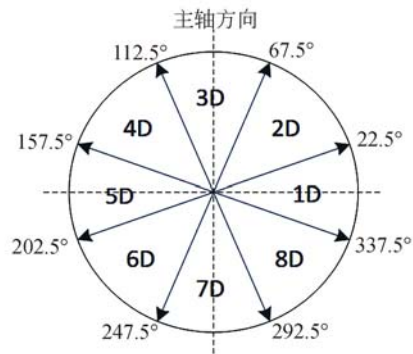
## 3 舰船目标检测

在获取候选区域后, 需要结合更精确的特征对候选区域进行判别确认, 进一步的去除虚警, 得到更准确的检测结果。本文结合舰船自身的固有特征及其边缘信息, 对传统的 HOG 特征进行了改进, 提出了一种新的表征舰船特性的边缘-方向梯度直方图特征(E-HOG)对舰船目标进行描述, 并通过训练好的 AdaBoost 分类器进行目标的最终判别确认。

### 3.1 特征提取

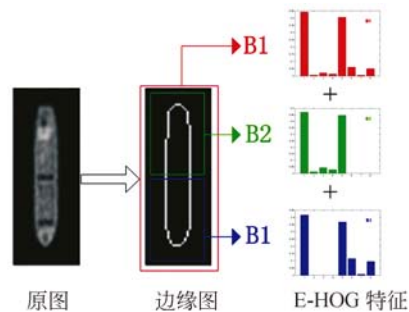
#### 3.1.1 E-HOG 特征提取

在遥感图像中, 从几何形状特征来看, 舰船目标一般呈长条形, 轮廓特征明显且规则, 其两侧的梯度方向基本上严格对称, 且沿垂直主轴方向具有很高的梯度幅值。本文结合上述舰船自身的固有特征, 对传统 HOG 特征进行了以下 3 个方面的改进。



(a) 梯度方向区间划分

(a) Gradient direction interval



(b) E-HOG 特征提取示意图

(b) Statistical area blocks

图 2 E-HOG 特征说明示意图

Fig. 2 E-HOG feature description

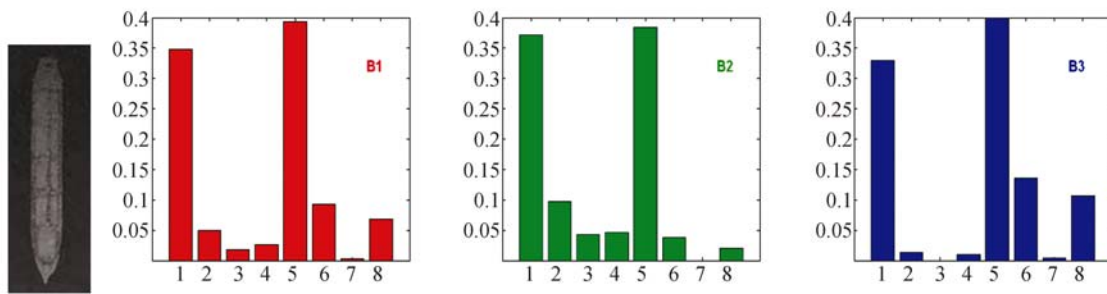
(1)将梯度方向平均划分为8个方向区间,如图2(a)所示,这样能够更好地描述舰船的对称性,突出舰船沿垂直主轴方向的梯度;

(2)沿着目标主轴方向分别取舰船的上半部、下半部以及整体作为梯度直方图的3个统计区域块,避免了舰船尺寸不同的影响;

(3)在统计方向梯度直方图前,先对舰船目标进行canny边缘检测,按照边缘图提供的边缘点信息,只统计边缘点的方向梯度直方图,如图2(b)所示,排除了候选目标区域内部梯度值不均

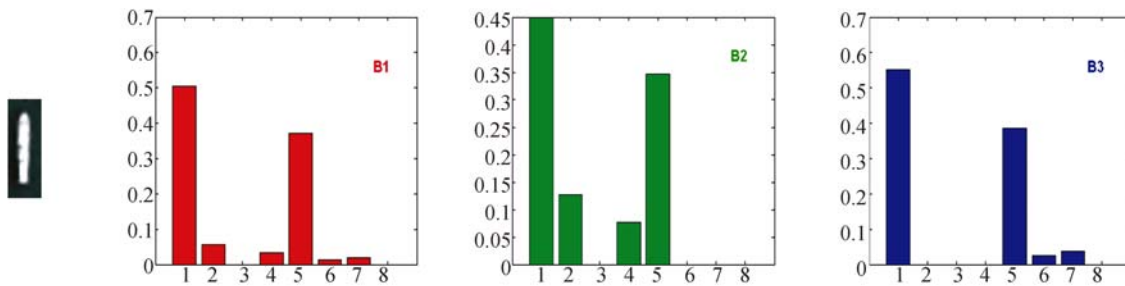
匀的干扰,减少了算法的计算复杂度。

如图3所示,为提取的舰船目标与非舰船目标的E-HOG特征。由图可看出,对于舰船目标,无论是大船(图3(a))、小船(图3(b))、还是带有尾迹的船只(图3(c)),其E-HOG特征,都表现为在3个区域块中1和5两个方向(垂直于主轴方向)区间的直方图统计量要明显大于其他方向区间的直方图统计量;而对于非舰船目标(图3(d)和图3(e)),其E-HOG特征并没有这一特性。



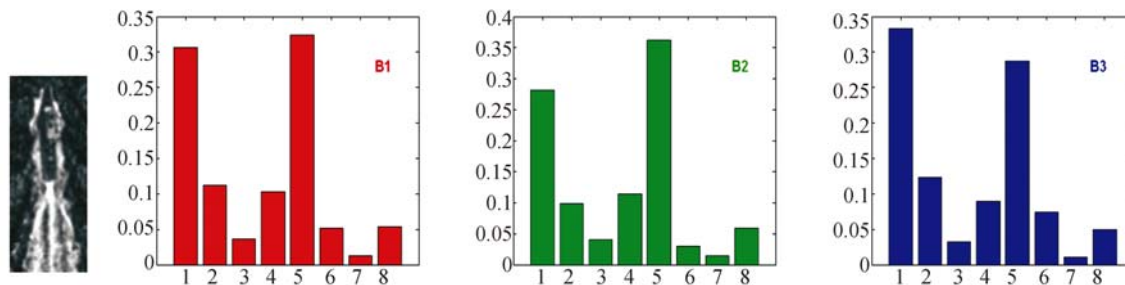
(a)大船及其 E-HOG 特征

(a) Large ship and its corresponding E-HOG feature



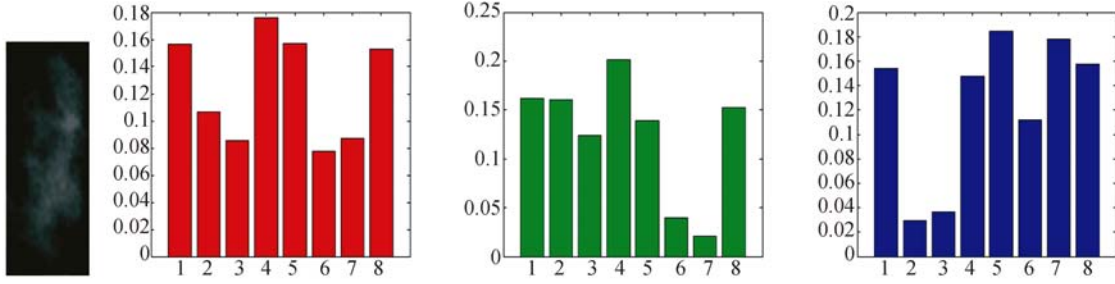
(b)小船及其 E-HOG 特征

(b) Small ship and its corresponding E-HOG feature



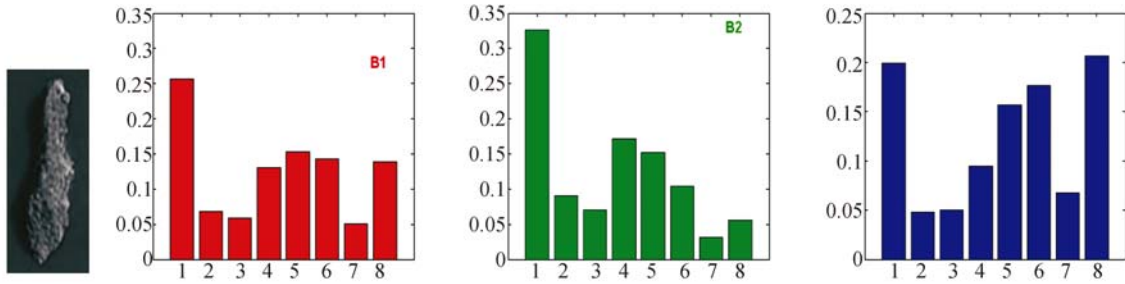
(c)带有尾迹的船只及其 E-HOG 特征

(c) Ship with wake and its corresponding E-HOG feature



(d) 云块及其 E-HOG 特征

(d) Cloud and its corresponding E-HOG feature



(e) 海岛及其 E-HOG 特征

(e) Island and its corresponding E-HOG feature

图 3 不同类型舰船目标与非舰船目标的 E-HOG 特征对比图

Fig. 3 E-HOG feature comparison of different types of ship targets and non-ship targets

图 4 的对比结果表明本文提出的 E-HOG 特征,不仅能很好地区分舰船目标和云、海岛等非舰船目标,有利于后续的分类判别和确认,而且不受舰船目标尺寸变化的影响,鲁棒性强。另外,E-HOG 特征一共 24 维,计算量非常小。

### 3.1.2 舰船主轴方向的提取

由 3.1.1 节对 E-HOG 特征的描述可以看出,舰船的主轴方向是正确提取 E-HOG 特征的前提,本文采用二阶中心距求舰船的主轴方向<sup>[18]</sup>。具体地,首先统计记录显著性分割后的二值图像中候选目标区域的非零值像素点的坐标,设为  $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_n, y_n)\}$ ,然后根据这些点的坐标求该区域的重心:

$$x_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (10)$$

$$y_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i. \quad (11)$$

由此可得到二阶中心距的协方差矩阵:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_{20} & m_{11} \\ m_{11} & m_{02} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

其中:

$$m_{20} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_c)^2}{n}, \quad (13)$$

$$m_{02} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_c)^2}{n}, \quad (14)$$

$$m_{11} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_c)(y_i - y_c)}{n}. \quad (15)$$

最后得到该区域的主轴方向角  $\theta$  为:

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan(2m_{11}, m_{20} - m_{02}). \quad (16)$$

### 3.2 目标的判别确认

提取 E-HOG 特征后,选用 AdaBoost 分类器<sup>[19]</sup>对候选目标进行最终的判别确认。AdaBoos 是一种迭代算法,其核心思想是针对同一个训练数据训练不同的弱分类器或基本分类器,然后将这些弱分类器组合成一个强分类器。AdaBoost 分类器是一种实现简单、不会过拟合且有很高精度的分类器,目前在很多应用中得到了很好的分类效果<sup>[20-21]</sup>。



## 4 实验与分析

### 4.1 算法实现

本文的算法流程图如图4所示。

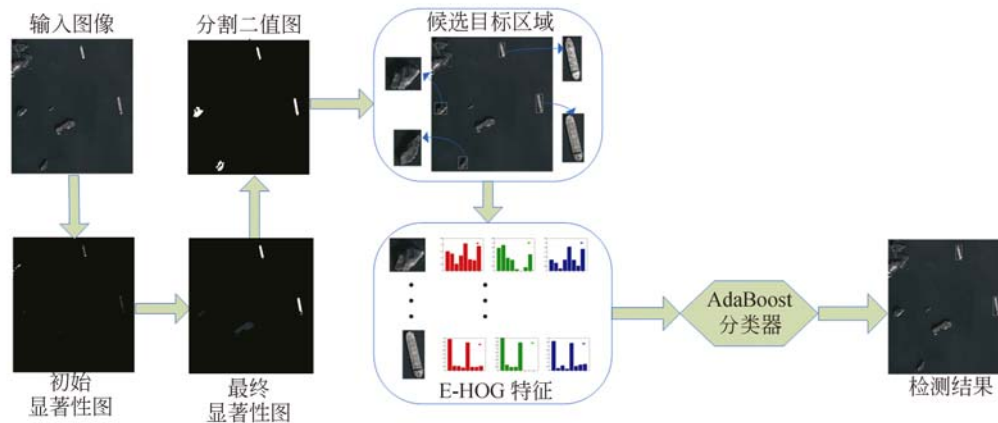


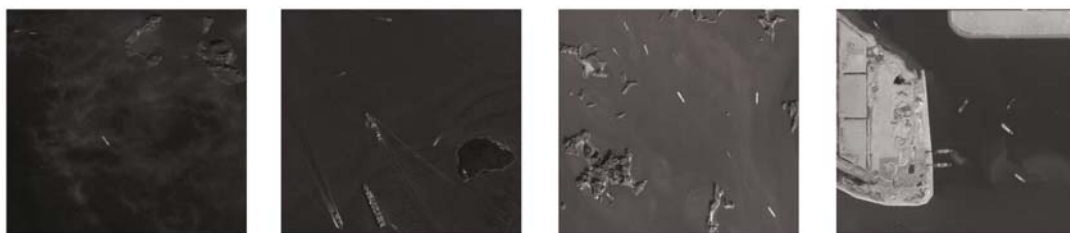
图4 舰船检测流程图

Fig. 4 Flow chart of ship detection

624个负样本用于AdaBoost分类器的训练,其中,正样本尺寸为 $20\text{ pixel} \times 10\text{ pixel}$ 到 $200\text{ pixel} \times 120\text{ pixel}$ ,包含不同大小、不同种类的舰船目标,负样本为云、岛、海岸线、海浪和海上漂浮物等非舰船目标,尺寸大小同样在 $20\text{ pixel} \times 20\text{ pixel}$ 到 $200\text{ pixel} \times 120\text{ pixel}$ 。

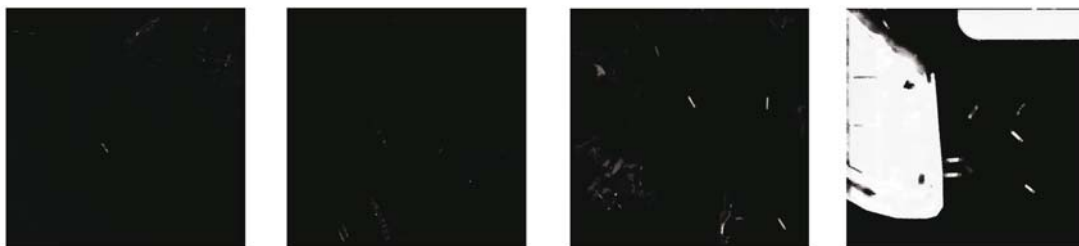
对于剩余的49幅实验图像,截取了102幅尺寸为 $1\,024\text{ pixel} \times 1\,024\text{ pixel}$ 的子图用于检测实验,这些子图像共包含了426个不同尺寸、不

同类型的舰船目标,其背景包括平静的海面、含有薄云覆盖的海面、含有海浪的海面、含有诸多小岛海面 and 港口部分区域等多种复杂海背景。检测结果如下图5所示,图中从左至右分别显示了含有薄云覆盖的海面、含有海浪的海面、含有诸多小岛海面 and 港口部分区域4种海背景下的舰船检测结果,由图可看出,本文算法在各种复杂的海背景下,都能够准确的检测出舰船目标。



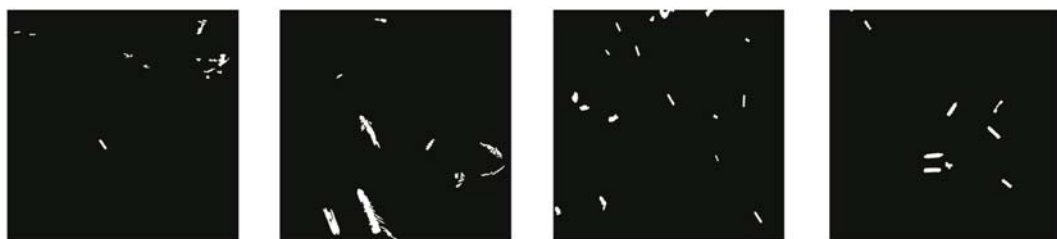
(a) 原图

(a) Original image



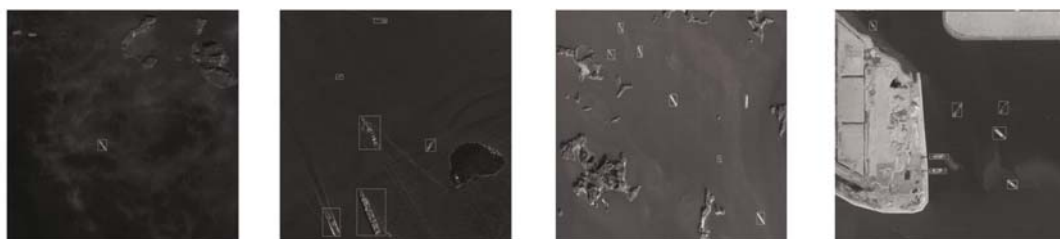
(b) 显著性图

(b) Saliency map



(c) 候选目标区域

(c) Image segmentation with OTSU



(d) 最终的检测结果

(d) Detection results

图 5 舰船检测实验结果

Fig. 5 Example of ship detection results

在算法耗时方面,本文算法训练 AdaBoost 分类器用时 6.149 9 s,对于 1 024 pixel×1 024 pixel 检测图像,检测时间为 2.386 0 s。另外,为验证本文算法的有效性,与文献[6]和文献[10]中的方法进行比较,评价指标选用召回率(Recall)和检测精度(Precision)。3 种方法的检测结果对比如表 1 所示。

表 1 三种算法的检测结果对比

Tab. 1 Comparison of detection results of three algorithms

检测方法	准确检测舰船数目	漏检舰船数目	错误检测舰船数目	召回率 / %	精度 / %
本文算法	415	11	12	97.4	97.2
文献[10]算法	386	40	54	90.6	87.7
文献[6]算法	352	74	86	84.7	80.4

召回率和检测精度的定义为:

$$Recall = \frac{N_{DS}}{N_{TS}}, \quad (17)$$

$$Precision = \frac{N_{DS}}{N_{DS} + N_{DF}}, \quad (18)$$

式中:  $N_{TS}$  表示实际的舰船目标数目,  $N_{DS}$  表示准确检测到的舰船数目,  $N_{DF}$  表示检测到的错误目标数目。

## 5 结 论

本文提出了一种新的光学遥感图像舰船检测方法,该方法计算处理简单,鲁棒性强,可快速有效的实现光学遥感图像中的舰船目标自动检测,其优点主要表现为:候选目标提取阶段,改进的显著性检测方法,计算简单,能很好的突出整个显著物体,并有清楚的物体边界,非常适合用于舰船目标分割;构造的 E-HOG 特征向量,不受舰船目标尺寸和海杂波的干扰,能有效地描述舰船目标;最后,通过 AdaBoost 分类器的判别确认,可得到精确的检测结果。实验结果表明,本文算法的检测召回率和精度均超过 97%,可以满足舰船检测应用的实时性和准确性要求。



## 参考文献:

- [1] 王彦情, 马雷, 田原. 光学遥感图像舰船目标检测与识别综述[J]. 自动化学报, 2011, 37(9): 1029-1039.  
WANG Y Q, MA L, TIAN Y. State-of-the-art of ship detection and recognition in optical remotely sensed imagery[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(9): 1029-1039. (in Chinese)
- [2] ELDHUSET K. An automatic ship and ship wake detection system for spaceborne SAR images in coastal regions[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(4): 1010-1019.
- [3] WANG Y H, LIU H W. A hierarchical ship detection scheme for high-resolution SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(10): 4173-4184.
- [4] 赵英海, 吴秀清, 闻凌云, 等. 可见光遥感图像中舰船目标检测方法[J]. 光电工程, 2008, 35(8): 102-106, 123.  
ZHAO Y H, WU X Q, WEN L Y, *et al.*. Ship target detection scheme for optical remote sensing images[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2008, 35(8): 102-106, 123. (in Chinese)
- [5] ZHU CH R, ZHOU H, WANG R SH, *et al.*. A novel hierarchical method of ship detection from spaceborne optical image based on shape and texture features[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(9): 3446-3456.
- [6] YANG G, LI B, JI SH F, *et al.*. Ship detection from optical satellite images based on sea surface analysis[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(3): 641-645.
- [7] LI Z M, YANG D Q, CHEN ZH ZH. Multi-layer sparse coding based ship detection for remote sensing images[C]. *Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Information Reuse and Integration*, IEEE, 2015: 122-125.
- [8] SONG ZH N, SUI H G, WANG Y J. Automatic ship detection for optical satellite images based on visual attention model and LBP[C]. *Proceedings of 2014 IEEE Workshop on Electronics, Computer and Applications*, IEEE, 2014: 722-725.
- [9] YANG F, XU Q ZH, GAO F, *et al.*. Ship detection from optical satellite images based on visual search mechanism[C]. *Proceedings of 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, IEEE, 2015: 3679-3682.
- [10] QI SH X, MA J, LIN J, *et al.*. Unsupervised ship detection based on saliency and S-HOG descriptor from optical satellite images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(7): 1451-1455.
- [11] 李湘春, 王彩玲, 李宇, 等. 窗口融合特征对比度的光学遥感目标检测[J]. 光学精密工程, 2016, 24(8): 2067-2077.  
LI X J, WANG C L, LI Y, *et al.*. Optical remote sensing object detection based on fused feature contrast of subwindows[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(8): 2067-2077. (in Chinese)
- [12] 徐伟, 陈彦彤, 朴永杰, 等. 基于吉林一号遥感图像的星载目标快速识别系统[J]. 光学精密工程, 2017, 25(1): 255-262.  
XU W, CHEN Y T, PIAO Y J, *et al.*. Target fast matching recognition of on-board system based on Jilin-1 satellite image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(1): 255-262. (in Chinese)
- [13] ACHANTA R, SüSTRUNK S. Saliency detection using maximum symmetric surround[C]. *Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing*, IEEE, 2010: 2653-2656.
- [14] 杜杰, 吴谨, 朱磊. 基于区域特征融合的RGBD显著目标检测[J]. 液晶与显示, 2016, 31(1): 117-123.  
DU J, WU J, ZHU L. RGBD salient object detection based on regional feature integration[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(1): 117-123. (in Chinese)
- [15] 郭少军, 姜树理, 刘峰. 应用图像融合与多样性的舰船显著性检测[J]. 液晶与显示, 2016, 31(10): 1006-1015.  
GUO S J, LOU SH L, LIU F. Ship-target saliency detection via image fusion and graph-based manifold ranking[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(10): 1006-1015. (in Chinese)
- [16] QIN Y, LU H CH, XU Y Q, *et al.*. Saliency detection via Cellular Automata[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, IEEE, 2015: 110-119.
- [17] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, *et al.*. Slic superpixels[R]. Technical Report 149300, 2010.
- [18] 王慧利, 朱明. 聚类与几何特征相结合的遥感图

像多类人造目标检测算法[J]. 光电子·激光, 2015, 26(5): 992-999.

WANG H L, ZHU M. A fusion algorithm of clustering and geometric features for multiclass man-made objects detection in remote sensing images [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2015, 26 (5): 992-999. (in Chinese)

- [19] SCHAPIRE R E, SINGER Y. Improved boosting algorithms using confidence-rated predictions[J]. *Machine Learning*, 1999, 37(3): 297-336.

- [20] SOCHMAN J, MALAS J. AdaBoost with totally

corrective updates for fast face detection[C]. *Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, IEEE, 2004: 445-450.

- [21] 徐超, 高敏, 杨锁昌, 等. 视觉注意机制下的粒子窗快速目标检测[J]. 光学 精密工程, 2015, 23 (11): 3227-3237.

XU CH, GAO M, YANG S CH, *et al.*. Visual attention mechanism-aided fast target detection by particle window[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(11): 3227-3237. (in Chinese)

#### 作者简介:



王慧利(1987—),女,河南濮阳人,博士研究生,2011年于吉林大学获得学士学位,主要从数字图像处理、目标检测方面的研究。E-mail: wanghui871018@163.com



蔺春波(1988—),男,山东莱芜人,硕士,2011年于吉林大学获得学士学位,2013年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得硕士学位,主要从事光电精密测量,自动控制,人工智能等方面的研究。E-mail: linchunbo19881028@126.com

#### 导师简介:



朱明(1964—),男,江西南昌人,研究员,博士生导师,1985年于南京航空学院年获得学士学位,1991年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得硕士学位,主要从事数字图像处理、电视跟踪、自动目标识别等方面的研究。E-mail: zhu\_mingca@163.com